

机器人应用与农民工劳动供给

解 垚,高梦桃

(山东大学经济学院,山东 济南 250100)

摘要:从劳动供给视角出发,基于国际机器人联盟(IFR)数据和中国流动人口动态监测调查(CMDS)数据,实证考察机器人应用对农民工劳动参与和劳动时间的影响及作用机制。研究发现:工业机器人的应用并没有产生严重挤占农民工劳动供给的现象。机器人应用水平提升会显著增加农民工的劳动参与,同时显著降低农民工劳动供给时间。采用工具变量法解决潜在内生性问题,并通过稳健性检验后,这一结论依然成立。机制检验表明,机器人的广泛应用主要通过推动产业结构优化升级、提高劳动生产率、提升工资率影响农民工的劳动供给。异质性分析显示,机器人应用对农民工劳动供给的影响存在地区、代际、性别、流动时间和技能水平差异。同时,基于就业身份和职业类型的不同,进一步考察了农民工劳动供给的结构性差异。

关键词:机器人;农民工;劳动供给;劳动参与;劳动时间

中图分类号: F323.6

文献标识码: A

文章编号: 1672-0202(2024)05-0033-16

一、工业机器人应用的就业效应

新兴技术的发展与应用,特别是以机器人为代表的人工智能技术,已成为引领新一轮科技革命和产业变革的核心力量,对推动我国经济实现高质量发展发挥着关键作用。根据国际机器人联合会(IFR)发布的《2022年世界机器人报告》数据,2021年中国工业机器人安装量高达268195台,中国已经连续9年(2013—2021)成为工业机器人应用市场规模最大且增长最迅猛的国家,占据世界机器人总安装量约五成。机器人的大规模应用在显著提高生产效率与重塑生产模式的同时,无疑对劳动力市场带来明显冲击。既有研究从劳动力就业、收入和工资差距等方面出发研究了机器人对劳动力市场的影响^[1]。其中,机器人应用对劳动力就业的影响受到替代效应、生产率效应以及就业创造效应等多重因素的综合作用^[2],相关研究结论尚存分歧。更为重要的是,机器人应用对不同劳动群体的就业具有不对称性^[3],尤其对于中低技能劳动力就业的影响更大^[4]。农民工是“中国制造”的主力军和低技能劳动力主要群体,是推进新型城镇化和乡村振兴的关键力量,也是稳定就业的重中之重。《农民工监测调查报告》显示,2022年农民工总量超2.95亿人,周工作时间超过《劳动法》规定44小时的占比89.8%,农民工群体日渐成为劳动力的重要组成部分,且过度劳动现象严重。因此,在产业智能化发展及劳动力市场结构变化的现实背景下,探究机器人应用对农民工劳动供给的影响具有重要价值。

近年来,关注机器人应用与就业关系研究逐渐增加,但是考察机器人应用对微观个体劳动参与决策和劳动时间影响的研究相对匮乏,且观点并不一致。其中,关于机器人应用对个体劳动参与决策的研究,部分观点认为机器人应用促进了微观个体的劳动参与^[5],且主要作用于非正规就

收稿日期:2024-04-08

DOI:10.7671/j.issn.1672-0202.2024.05.004

基金项目:国家社会科学基金重大项目(23VRC035);国家自然科学基金面上项目(72073081,72274029)

作者简介:解 垚(1971—),男,山东临清人,山东大学经济学院教授,主要研究方向为公共经济。E-mail:sdcyxe@sina.com

业^[6]和非常规任务移民^[5];部分学者则认为机器人的应用会显著抑制个体的劳动参与意愿^[7]。有关机器人应用对个体劳动时间影响的相关研究中,一些文献指出工业机器人应用显著增加了在职个体的劳动时间^[8],且主要作用于服务业部门^[9];另一些文献认识到工业机器人的应用将劳动者从繁重的工作任务中解脱出来,通过人机协作,有利于减少工作时间和降低工作强度^[10];与此同时,也有文献发现随着机器人使用密度的提高,其对工人工作时间的影响并不明显^[11]。因此,相关研究并未充分考虑农民工这一群体,而且对于机器人应用与个体劳动参与和劳动时间影响的机制研究也未能涉及。与本文研究相关的文献发现,省级层面的工业机器人减少了农民工工业就业总量,并从产业转移视角分析了工业机器人影响农民工工业就业的作用渠道^[12]。遗憾的是,其一,该文献所使用的机器人数据来自省级层面,相比于城市城市层面数据,研究结果的准确性较低;其二,研究内容为农民工工业就业总量,并未考虑劳动力通过转移实现就业,且未能涉及个体的劳动参与决策和劳动时间。

本文以农民工这一规模庞大、流动性强的群体为研究对象,从劳动供给视角出发,利用国际机器人联盟(IFR)数据和中国流动人口动态监测调查(CMDS)数据,深入分析并实证检验机器人应用对农民工劳动参与及劳动时间的影响及作用机制。可能的贡献在于:第一,从劳动供给视角出发,考察了机器人应用对农民工特殊群体劳动参与和劳动时间的影响。现有文献主要从宏观层面^[13]和微观企业层面^[2]研究机器人应用对劳动需求的影响,有关劳动者如何应对机器人带来的劳动力市场冲击的研究有限^[7]。本文尝试从劳动供给视角探讨机器人应用对农民工这一特殊群体劳动参与和劳动时间的影响,丰富和拓展机器人应用对劳动供给影响的文献。第二,从微观层面研究机器人应用对农民工劳动供给的影响。既有关于人工智能技术应用对就业和工资影响的文献大多基于省级数据和企业数据^[14],从宏观总体或行业层面入手研究^[13],鲜有采用微观数据对于农民工劳动供给的研究。本文将城市层面的机器人安装数据与微观层面的农民工数据进行匹配,探讨机器人对农民工劳动供给的影响,提高了研究结果的针对性和准确性,为深入探究作用机制提供了可能。第三,探究人工智能技术进步对劳动参与和劳动时间的影响,在劳动供给的影响因素方面得以创新。不同于既有从外部环境(政策和制度因素、经济发展等)^[15]和内部个体特征(健康状况、工资水平、户籍身份等)^[16]对农民工劳动供给影响的研究,本文着重探讨作为人工智能技术代表的工业机器人应用,对农民工劳动力供给所产生的影响。第四,研究内容的创新。现有研究多侧重于定性研究机器人应用对劳动供给的作用机制,缺乏定量研究^[3]。本文从理论和实证层面研究机器人对农民工劳动供给的影响,从宏观城市层面和微观个体层面揭示了工业机器人应用对农民工劳动参与和劳动时间的影响路径,并进行了异质性分析,这有利于客观全面地评估机器人对农民工劳动供给所产生的影响。

二、文献综述与理论分析

目前,有关机器人应用对劳动就业的影响受到学术界的广泛关注和激烈讨论,相关文献往往从就业需求角度切入,对就业总量和就业结构的影响进行研究。其中,对于劳动就业总量的研究,主要体现为工业机器人应用所产生的负向替代效应及正向的生产率效应和就业创造效应^[17]。替代效应是指机器人的应用有利于提高企业自动化水平,带来生产效率提高和生产要素成本下降,促使机器人在更具竞争优势的工作岗位和劳动任务上实现对人的替代,劳动力需求降低^[2]。生产率效应是指机器人应用带来企业生产率提升和生产经营成本下降,降低产品价格,进而刺激消费需求,促使企业扩大生产规模,增加劳动力需求^[2]。与此同时,“收入效应”的影响下,相对收入的提高会刺激消费者增加对其他产品的消费需求,由此社会总产出扩大会增加劳动力需求。就业创造效应是指新的具有劳动比较优势的工作岗位和生产任务的创造,大大提高企业的劳动力需求^[1]。机器人应用对劳动力就业的影响取决于三种效应的加总,且综合影响效果存在阶段性差

异^[18],在不同地区、行业 and 不同特征劳动者群体之间具有非对称性^[13]。

此外,学者们通过研究机器人应用对就业结构的影响来考察机器人对就业数量的影响。现有文献研究表明,工业机器人应用并未减少劳动力市场整体就业。主要源于机器人应用带来消费需求增加、产业链上下游互动以及生产要素流动,使得劳动力在地区、产业、行业之间转移以实现就业^[13]。一方面,机器人应用通过提升整体经济生产率,增加非智能化部门和新兴就业岗位的劳动就业需求^[19]。魏下海等^[5]基于移民工作任务视角,采用中国劳动力动态调查的研究发现,机器人极大的释放了生产力,相应创造了大量就业岗位吸引移民进入,而且机器人与非常规任务移民存在“人机共存的现象”;另一方面,被机器替代的劳动力通过转移实现再就业^[1]。其中,董雪兵等^[20]研究指出,机器人的广泛应用在减少制造业就业规模的同时,也促进了服务业的就业增长。被机器替代的低技能劳动力配置到服务业^[9],且通常是传统服务业。孔高文等^[13]基于地区—行业数据,发现机器人应用不仅带来了就业挤出效应,而且在不同地区和行业间也产生了就业溢出效应,体现为本地下游行业、替代性较高的其他行业,以及外地同行业的就业水平的提高。宋旭光和左马华青^[14]基于省域面板数据发现工业机器人显著增加了工业行业就业人数。此外,基于家庭微观调查数据的研究,魏下海等^[5]指出机器人应用使得移民有更大的概率进入该城市就业,显著促进非常规任务移民就业;綦建红和付晶晶^[21]考察了机器人对低技能劳动力跨市流出的影响,并指出低技能劳动力通过跨区域、跨行业流动来实现就业;赵春明等^[9]采用中国劳动力动态调查数据研究发现,机器人应用使得劳动力在不同部门之间进行重新配置,制造业就业较少,服务业就业增加,且主要针对低技能劳动群体。综上所述,机器人应用对于从事服务业、执行非常规任务和非正规就业群体的低技能群体就业主要表现为积极作用,而且普通劳动力往往集中在这些领域中。农民工群体作为普通劳动力的重要组成,这一影响更是如此。

劳动供给内在包括劳动力供给和劳动时间供给^[22]。人工智能技术的发展不仅推动了劳动变革,而且影响劳动时间配置^[23],然而鲜有实证研究机器人应用对劳动时间的影响。相关研究中,学者们普遍认为,“机器换人”并非表现为对劳动者的“补位式替代”,而主要表现为缩短劳动者的必要劳动时间。马克思劳动价值论强调,相较于传统人力产业,人工智能产业能够在单位时间内创造更多的价值,其生产所需时间低于社会必要劳动时间,进而促使社会必要劳动时间有缩短的趋势^[24];人工智能的应用在总体上改善了劳动者的工作环境,高效的人机协作将劳动者从繁重的工作任务中解脱出来,降低了劳动者的工作量和 work 强度^[10],尤其是人工智能使得社会生产力和劳动生产率提高,劳动者的日劳动时间和周劳动时间都有缩短的趋势^[25]。然而,周广肃等^[8]从就业广度和强度的角度分析发现,智能化发展降低了城市层面劳动就业人数、增加了在职劳动者的工作时间,原因在于,智能化带来了失业压力和城市内的行业和职业结构的调整,且主要作用于女性、低学历、年长和农业户口、移民群体,同时采用中国家庭追踪调查微观数据的研究也证实了这一结论;赵春明等^[9]采用中国劳动力动态调查数据发现,城市工业机器人的使用显著提高了劳动力的工作时长,其主要源于服务业部门工作时长的增加,对于制造业部门的劳动时长影响不显著。Giuntella 等^[7]采用中国家庭追踪调查数据发现,机器人应用使得工人工作时间增加了。此外,Graetz 和 Michaels^[11]基于 1993 至 2007 年 17 个国家的行业机器人数据进行研究,发现机器人使用密度的提升对工人工作时间的影响并不明显;肖蓉等^[26]支持这一观点,并进一步指出短期内人工智能的应用可以通过替代劳动者的工作量,缩短劳动时间,但是随着复杂劳动工作时间的增加,其对劳动者的工作时间整体影响并不显著。值得注意的是,人工智能的发展不等同于机器人的应用,上述研究对剖析机器人应用与农民工劳动时间的影响具有重要启示,但目前少有学者考察机器人应用对微观个体(尤其是农民工这一特殊群体)就业时间的影响,因而有必要凸显农民工的特殊性。因此,机器人使用对农民工劳动供给的影响是不明确的。

三、计量模型、数据与变量

(一) 计量模型设定

为了检验机器人应用对农民工劳动供给的影响,本文回归模型设计如下:

$$\Pr(\text{Employ}_{ijt} = 1) = \beta_0 + \beta_1 \text{Robot}_{jt} + \gamma X_{ijt} + \delta Z_{jt} + \eta_j + \sigma_t + \varepsilon_{ijt} \quad (1)$$

$$\text{Workhours}_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 \text{Robot}_{jt} + \gamma X_{ijt} + \delta Z_{jt} + \eta_j + \sigma_t + \varepsilon_{ijt} \quad (2)$$

上式中, i, j, t 分别表示个体、城市和年份;被解释变量 Employ_{ijt} 为二值变量,表示 j 城市的农民工个体 i 在第 t 年的工作状态,若处于工作状态,则取值为1,否则为0; Workhours_{ijt} 为连续变量,表示农民工劳动供给时间。 Robot_{jt} 为核心解释变量,代表城市 j 第 t 年的机器人渗透度。 X_{ijt} 代表个体层面的控制变量, Z_{jt} 为城市层面控制变量。为了尽可能地减少因遗漏变量带来的估计偏差,本文控制了城市固定效应和时间固定效应,并将标准误聚类到个体层面。其中 η_j 为城市固定效应, σ_t 为时间固定效应, ε_{ijt} 为随机扰动项。

(二) 数据与变量

1. 数据来源

微观个体数据取自2013年至2018年中国流动人口动态监测数据(CMDS)^①。样本做如下处理:第一,考虑到研究对象为以就业为目标的农民工劳动力,因此筛选“本次流动原因”为“务工、经商”的农业户籍人口样本。第二,为保证个体没有因年龄限制退出劳动力市场,选择16~59岁的男性样本和16~54岁的女性样本,同时对于问题“未工作的主要原因”中选择“退休”或“丧失劳动能力”的样本予以剔除。第三,剔除关键变量存在缺失和遗漏的样本,同时对收入、工作时间等连续变量的1%和99%处进行缩尾处理,以避免离群值导致实证结果偏差。

城市层面的机器人应用数据来源于国际机器人联盟(IFR)。IFR数据库涵盖了自1993年起,全球各国按地区和年份分类的工业机器人新增安装量和安装存量数据。参考既有研究^[2],按照Acemoglu和Restrepo的思路^[27],依据各行业机器人渗透率与各地区分行业劳动参与率估算各地级市的工业机器人安装密度。城市特征变量,如产业结构、城市规模、金融发展和经济发展水平等数据均取自《中国城市统计年鉴》。宏微观数据匹配,得到282个地级市的有效样本602486个。

2. 变量选取与描述性统计

被解释变量——农民工个体的劳动供给。本文从农民工的劳动供给决策和劳动供给时间两个维度来衡量农民工劳动供给^[22]。其中农民工的劳动参与,根据CMDS问卷中问题“您今年五一节前一周是否做过一小时以上有收入的工作(包括家庭或个体经营)”,同时将受访者回答“是”和回答“否”且未工作主要原因为“已经找到工作等待上岗”或“临时性停工或季节性歇业”的个体定义为就业,赋值为1,其余个体定义为非就业,赋值为0^[28]。劳动供给时间属于连续变量,采用农民工周工作小时数的自然对数作为其代理指标^[15],结合问卷内容,2013年数据采用“上个月平均每周工作天数×上个月平均每天工作小时数”计算得到,2015—2018年数据选自“您今年五一节前一周是否做过一小时以上有收入的工作?”回答为“是”的进一步询问,“这周工作时间为多少小时?”。由于2014年问卷中未包含有关工作时间的提问,因此未采用2014年数据。

核心解释变量——城市层面的工业机器人安装密度。借鉴既有文献的思路^[27],通过构建Bartik法工具变量测算城市层面的机器人应用水平。

结合劳动供给理论及相关研究^[15-16],本文从个人、家庭和城市层面引入可能影响农民工劳动

① CMDS数据涵盖流动人口的个体基本特征、迁移特征、就业状况、劳动供给及收入支出等丰富的微观信息,兼具科学性、权威性与大样本特征,数据最新发布到2018年,基于数据均可获得性和各年份调查问卷设计一致性考虑,本文选择2013—2018年CMDS数据作为研究对象。

供给的控制变量,以避免遗漏变量导致估计偏误。其中,个体特征变量为性别、年龄、年龄平方、受教育水平、婚姻状态、流动时间和流动范围;家庭特征变量为家庭收入和家庭规模;地区层面变量包括产业结构、城市规模、金融发展水平和经济发展水平。变量的描述性统计见表1。

表1 变量描述性统计

变量名称	定义	样本量	平均值	标准差	最小值	最大值
劳动参与	有工作=1;无工作=0	602486	0.904	0.294	0	1
劳动时间	周劳动时间的对数	422333	4.017	0.347	2.303	4.654
工资收入	受访者上个月就业的工资收入/纯收入的对数	416883	8.077	0.546	6.685	9.616
工资率	每小时的工资收入	416883	11.181	0.555	9.037	93.750
机器人应用	城市机器人应用水平的对数	602486	2.383	0.840	0.139	4.545
性别	男性=1;女性=0	602486	0.558	0.497	0	1
年龄	受访者在调查年度的年龄(岁)	602486	34.444	9.232	16	59
年龄平方	年龄*年龄/100	602486	12.716	6.663	2.563	34.810
受教育水平	受教育年限(年)	602486	9.852	2.850	0	19
婚姻状态	已婚=1,未婚=0	602486	0.797	0.402	0	1
流动时间	受访年份与本次流入该城市年份之差	602486	5.173	5.210	0	57
流动范围	跨省流动=1;省内跨市=2;市内跨县=3	602486	1.698	0.766	1	3
家庭收入	受访者家庭月收入的自然对数	602486	8.562	0.541	7.313	10.043
家庭规模	受访者家庭同住成员数量(个)	602486	3.088	1.174	1	10
产业结构	城市第三产业增加值占GDP的比重	602486	48.698	12.197	16.440	80.605
城市规模	城市年末总人口数取对数	602486	6.253	0.725	2.996	8.129
金融发展水平	年末金融机构贷款余额/GDP	602486	2.151	1.281	0.377	24.800
经济发展水平	城市人均GDP取对数	602486	11.181	0.555	9.037	13.056

表2为农民工劳动供给的分类特征统计结果。全样本数据的统计结果显示,农民工群体就业率为90.4%,男性群体的就业率较女性群体高出11%;依据受教育程度,将农民工划分为低技能、中技能和高技能劳动力,其中未上过学及小学学历的归为低技能,初中和高中学历的归为中技能,大专及以上学历的归为高技能劳动力,结果发现随着技能水平的提升,农民工劳动力找到工作的可能性不断提升。对于就业的农民工群体,从劳动时间来看,周平均劳动时间为58.518小时^①,超过了《劳动法》规定的44小时工时制,且过度劳动的比例高达70.9%,在男性、低技能群体中更加严重,尤其是低技能农民工群体的周劳动时间超过62小时,存在重度超时劳动现象^[29],中高、低技能群体的过度劳动比例相差高达37%。从职业特征来看^②,72.2%的农民工的主要职业是常规性劳动且在女性群体中占比较高,高技能群体中非常规性劳动占比明显高于中低技能群体。从就业身份特征来看^③,农民工就业身份大多为雇员,与女性群体相比较,男性群体选择创业的可能性

① 《中华人民共和国劳动法》第36条规定“平均每周工作时间不超过44小时”的工时制度。考虑到农民工劳工的就业状态呈现工作时间较长、工作强度较大的特征,依据《劳动法》第38条和第41条对劳动者加班时间的规定,本文以周劳动时间50小时作为过度劳动的衡量指标。

② 依据CMDS问卷中关于“您现在的主要职业是什么?”问题的回答,将“国家机关、党群组织、企事业单位负责人,专业技术人员,公务员、办事人员和有关人员”,归类为非常规性职业,其余职业则归类为常规性职业。

③ 由于CMDS问卷中无创业动机的数据,借鉴Djankov等^[30]的做法,以创业经营活动中是否雇佣劳动力为划分标准,将未雇佣劳动力进行创业经营活动的人员视为生存型创业,将雇佣劳动力进行创业经营活动的人员视为机会型创业。因此,我们依据问卷中“您现在的就业身份属于哪一种”问题的回答,选择“自营劳动者”的受访者样本视为生存型创业,选择“雇主”的受访者样本视为机会型创业。选择“有固定雇主的雇员”和“无固定雇主的雇员(零工、散工等)”的样本为雇员。其中,2017年和2018年问卷中针对“您现在的就业身份属于哪一种”问题的选项为:1=有固定雇主的雇员;2=无固定雇主的雇员(零工、散工等);3=雇主;4=自营劳动者;5=其他。2013—2016年问卷中的相应回答为:1=雇员;2=雇主;3=自营劳动者;4=其他。

更大,而且大多选择生存型创业;随着技能水平的提升,人们往往选择身份,其中低技能群体的生存型创业概率较高,中等技能群体的机会型创业概率更高。

表2 农民工劳动供给状况统计

基本特征	总体	男性	女性	低技能	中技能	高技能
劳动参与	0.904	0.953	0.843	0.890	0.906	0.910
劳动时间	58.518	59.060	57.784	62.081	59.552	48.266
过度劳动(%)	0.709	0.730	0.678	0.787	0.739	0.417
常规性劳动(%)	0.831	0.911	0.929	0.979	0.946	0.657
非常规性劳动(%)	0.073	0.088	0.071	0.021	0.053	0.342
雇员(%)	0.583	0.572	0.599	0.523	0.563	0.787
生存型创业(%)	0.324	0.333	0.312	0.396	0.341	0.130
机会型创业(%)	0.075	0.082	0.066	0.060	0.080	0.063

四、实证结果与分析

(一) 基准回归结果

表3汇报了考虑异方差稳健的OLS估计的工业机器人与农民工劳动供给关系的估计结果。其中,列(1)–(3)报告了机器人应用对农民工劳动参与的影响,第(1)列在控制城市和年份固定效应的基础上,仅加入核心解释变量,其估计系数在1%水平上显著为正,表明机器人应用显著提升了农民工就业水平。列(2)–(3)依次加入个体、家庭和城市层面控制变量,核心解释变量的系数符号和显著性依然保持不变,说明城市机器人应用显著增加了农民工的就业概率。列(4)–(6)在控制城市和年份固定效应的同时,依次控制个人、家庭和城市特征,报告了机器人应用对农民工劳动供给时间的影响。从第(6)列的回归结果可知,控制其他变量不变,机器人回归系数通过1%水平的显著性检验,说明随着机器人应用水平的增加,农民工的劳动供给时间在不断降低。即机器人应用带来的就业创造效应和生产率提升效应,相较于其替代效应,占据了更为显著的地位。

表3 基准估计

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
		劳动参与			劳动时间	
机器人应用	0.028*** (0.006)	0.020*** (0.006)	0.022*** (0.006)	-0.041*** (0.007)	-0.036*** (0.007)	-0.017** (0.007)
性别		0.104*** (0.001)	0.105*** (0.001)		0.030*** (0.001)	0.030*** (0.001)
年龄		0.028*** (0.000)	0.028*** (0.000)		-0.000 (0.000)	-0.000 (0.000)
年龄平方		-0.034*** (0.000)	-0.034*** (0.000)		-0.000 (0.001)	-0.000 (0.001)
受教育水平		0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)		0.018*** (0.001)	0.018*** (0.000)
婚姻状态		-0.054*** (0.001)	-0.053*** (0.001)		0.015*** (0.002)	0.015*** (0.002)
流动时间		-0.000*** (0.000)	-0.000*** (0.000)		0.001*** (0.000)	0.001*** (0.000)
流动范围		-0.009*** (0.001)	-0.010*** (0.001)		-0.015*** (0.001)	-0.016*** (0.001)
家庭收入		0.047*** (0.001)	0.047*** (0.001)		0.038*** (0.001)	0.038*** (0.001)
家庭规模		-0.026*** (0.000)	-0.026*** (0.000)		0.008*** (0.001)	0.008*** (0.000)
产业结构			0.015*** (0.001)			0.023*** (0.003)
城市规模			0.025** (0.012)			0.035** (0.016)
金融发展水平			0.001* (0.000)			0.006*** (0.001)
经济发展水平			0.017*** (0.003)			0.045*** (0.004)
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	602486	602486	602486	422333	422333	422333
R-squared	0.033	0.093	0.094	0.073	0.104	0.104

注:***、**、*分别代表1%、5%和10%的显著性水平;括号内为稳健标准误。下同。

控制变量的估计结果显示,大部分变量显著影响农民工的就业概率和劳动时间。根据列(3)和列(6)的结果可知,相较于女性,男性农民工的工作参与水平更高,工作时间更长;个体年龄与工作参与呈现倒非线性影响,随着年龄增长,农民工的工作参与积极性呈现先增加后减弱的趋势,但是对工作时间的影响并不显著;个体受教育水平越高,越容易找到工作,工作时间投入更多;处于已婚状态的农民工,往往需要将部分时间和精力转移到家庭,尤其是大部分女性都需要同时兼顾家庭和工作,因此劳动参与率下降,为了维持生活,家庭经济支出会随之增加,人们往往会选择投入更多的工作时间以换取收入水平的提升;在流动特征方面,流动范围越广、流动时间较长的农民工,其工作参与水平越低,与此同时,流动范围越广的农民工劳动时间投入越少,流动时间越长的农民工的劳动时间更长;家庭收入水平对农民工劳动参与和劳动时间都有显著的正向影响;家庭规模越大,个体要分担的经济压力相对较小,可能会影响个人工作参与决策,增加劳动个体的工作时间。从城市特征变量来看,产业结构、城市规模、金融发展水平和经济发展水平对于农民工劳动参与和劳动时间的影响系数都显著为正。相关变量的结果均与已有的研究结论相似。

(二) 内生性检验

基准回归结果显示,机器人的使用促进农民工就业参与的同时,显著降低了农民工的劳动时间。但是,本文潜在的内生性问题如下:(1) 遗漏变量。在基准模型设定中,本文综合考虑了个体、家庭及城市层面的特征变量,但不可避免依旧存在着既影响机器人应用又影响个体劳动供给的其他未观测到的遗漏变量,如地区自然资源环境、个体心理观念等。(2) 反向因果。城市内各企业的机器人应用会对劳动力市场上的农民工劳动供给带来巨大冲击,同时劳动供给的变化会带来劳动力市场结构的变化,进而影响企业使用机器人的决策和机器人使用规模。(3) 测量误差。本文基于 IFR 数据构建的城市机器人指标可能存在度量误差,使得研究结果产生一定的偏差。

为缓解潜在的内生性问题,本文采用工具变量法(IV)对基准模型进行处理。其一,美国同一时期的工业机器人安装存量作为工具变量^[10]。中、美两大经济体作为世界制造业强国,对于机器人的需求有较强的趋同偏好,且发展趋势在同期较为接近,因此美国机器人安装量与中国保持较强的相关关系,满足相关性要求;同时美国机器人的安装数量并不会对中国劳动力市场的农民工就业产生直接影响,满足外生性要求。根据 Bartik 法的思路构建美国机器人渗透度作为工具变量。其二,机器人渗透度的滞后一期数据作为工具变量^[18]。表4展示了两阶段最小二乘法(2SLS)进行内生性估计的结果,第(1)列和第(4)列基于第一阶段的结果表明,工具变量(美国机器人渗透度

表4 工具变量回归结果

变量	(1) 第一阶段	(2) 劳动参与	(3) 劳动时间	(4) 第一阶段	(5) 劳动参与	(6) 劳动时间
机器人应用		2.054 *** (0.435)	-4.646 *** (0.871)		0.038 *** (0.010)	-0.519 *** (0.052)
美国机器人应用	0.028 *** (0.006)					
机器人应用滞后一期				0.745 *** (0.001)		
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	602486	602486	421740	461983	469079	290732
Cragg-Donald Wald F		161.937	102.000		1.9e+06	3.2e+05
Kleibergen-Paap rk LM		55.625 <0.000 >	41.595 <0.000 >		4.6e+04 <0.000 >	1.4e+04 <0.000 >
第一阶段 F 值	1870.96			33275.89		

注:第一阶段的 F 值远均大于经验值 10,排除了弱工具变量的可能性;Cragg-Donald Wald F 值高于 Stock-Yogo weak ID test critical values 中 10% 偏误标准,因此拒绝工具变量是弱工具变量的原假设。Kleibergen-Paap rk LM 统计量在 1% 水平上显著,表明不存在工具变量识别不足的问题。因此,本文选择的两个工具变量都是有效的。

和滞后一期的机器人应用)与中国机器人应用水平之间存在显著的正相关关系。在第二阶段回归中,第(2)列和第(5)列对于工作参与的回归,机器人应用的系数均在1%的显著性水平上显著为正;第(3)列和第(6)列对于工作时间的回归,机器人应用的系数均在1%的显著性水平上显著为负,解决内生性问题后结果与基准回归保持一致,证明本文的结论是可靠的。

(三) 稳健性检验

1. 替换估计模型

在基准回归中,本文基于异方差稳健的 OLS 进行估计,鉴于农民工是否参加工作是二分类变量,这里分别采用 Logit 与 Probit 模型重新进行估计。结果如表 5 所示,第(1)列和第(2)列的结果表明,机器人应用会使得农民工的劳动参与率显著上升。这一结果与本文基准估计一致,证实了估计结果的稳健性。与此同时,由于未参与劳动就业的农民工劳动时间属于左归并为零数据,即工作时间变量存在左删失问题,使用 OLS 直接估计将存在偏差,本文采用 Tobit 模型进行修正。由表 5 列(3)可知,机器人应用系数依然显著为负,证明了基准估计结果。

2. 考虑样本选择偏差

本文观测到的工作时间样本主要针对的是已参加工作的农民工,而机器人使用的替代效应造成部分农民工失业,退出劳动力市场的那部分群体被排除在外,因此在考察机器人应用对农民工劳动时间的影响时可能存在样本选择偏误。因此,本文选用 Heckman 模型解决这一问题,并将其分别与 OLS 和 IV 估计进行结合,重新检验机器人应用对农民工劳动力劳动时间的影响。

估计结果如表 5 的第(4)和(5)列显示,逆米尔斯比率(IMR)显著异于0,说明样本选择偏差问题确实存在。OLS-Heckman 模型和 IV-Heckman 模型的机器人应用系数均在1%的水平上显著为负,表明解决样本选择偏差问题后,研究结论依旧成立。

表 5 稳健性检验

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)
	劳动参与			劳动时间	
	Probit	Logit	Tobit	OLS-Heckman	IV-Heckman
机器人应用	0.105 *** (0.036)	0.209 *** (0.068)	-0.036 *** (0.007)	-0.019 *** (0.001)	-4.243 *** (0.064)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是
IMR				-0.973 *** (0.102)	-2.332 *** (0.023)
观测值	602486	602486	421740	415427	421740
R-squared	0.150	0.154	0.153	0.118	0.125

3. 替换解释变量

相较于 IFR 提供的工业机器人安装存量数据,新增工业机器人安装量更能体现地区对工业机器人的实际需求。参考已有研究^[6],选择每年的机器人安装量重构核心解释变量。表 6 列(1)(2)结果显示,核心解释变量在1%的显著性水平下显著,实证结果具有稳定性。

4. 改变研究样本

考虑到传统意义上的农民工劳动群体的受教育程度普遍偏低。因此,本文进一步剔除原样本中受教育程度为大学及以上学历的样本,只保留高中及以下学历的农民工样本,重新考察机器人应用对农民工劳动供给的影响。表 6 列(3)(4)的结果表明前文研究结论是稳健的。

5. 增加控制变量

为排除与机器人应用相关的其他技术进步对农民工劳动供给的影响,本文在模型中进一步控

制城市数字经济发展水平。数字经济作为一种新的经济形态,同样发挥着创造就业机会、提升生产效率的作用,因此农民工劳动供给可能受数字经济发展的影响。借鉴赵涛等的做法^[31],在基准模型基础上增加城市数字经济发展水平控制变量。表6列(5)(6)回归结果可以看出,增加数字经济发展水平后回归结果并未发生变化,说明基准估计结果较为稳健。

表6 稳健性检验

变量	(1) 更换解释变量		(3) 改变研究样本		(5) 增加控制变量	
	劳动参与	劳动时间	劳动参与	劳动时间	劳动参与	劳动时间
机器人应用	0.013*** (0.006)	-0.024*** (0.001)	0.026*** (0.006)	-0.029*** (0.008)	0.027*** (0.006)	-0.014*** (0.003)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	602486	422333	534994	369846	602486	415427
R-squared	0.104	0.092	0.096	0.076	0.094	0.104

(四) 机制分析

结合前文分析,机器人应用主要通过负向的替代效应以及正向的生产率效应和就业创造效应影响劳动供给^[19],长期来看,机器人等人工智能技术的应用对于农民工劳动供给具有积极影响。其原因在于,一方面,机器人替代了部分制造业工作岗位,在一定程度上对农民工就业造成严重冲击,一部分农民工面临失业风险。另一方面,机器人应用带来的生产率效应和就业促进效应会带来新的任务需求、催生新兴产业和新型业态,创造新的岗位^[32],尤其是推动了产业结构向服务业转型,产业结构得以优化升级^[33]。具体来看,机器人能替代部分人力劳动,在生产环节融入“智能”要素,有助于增强企业的资源配置效能,确保企业高效生产,促使企业不断开拓新市场、开发新产品,最终扩大岗位需求,推动服务业的发展,提高了农民工就业可能性。此外,服务业作为吸纳农民工就业最主要的产业,促使因从事传统行业而失业的农民工劳动力通过就业转移实现再就业。进一步地,随着产业结构升级,技术进步能够有效缩短劳动者的劳动时间。综上,机器人的应用通过促进产业结构升级提高了农民工劳动参与,降低了农民工劳动时间。

为此,从产业结构的调整、劳动生产率和工资率的提升三方面来分析机器人应用对农民工劳动供给行为的潜在影响。本文运用逐步回归法进行分析^[35]。由表7列(1)(4)(7)可知,机器人应用对中介变量(产业结构、劳动生产率和工资率)的回归结果均显著为正,即机器人的应用有助于改善产业结构、提高劳动生产率、提升工资率。列(2)(3)(5)(6)(8)分别报告了同时加入机器人应用和中介变量的回归结果。结果证实了产业结构升级、劳动生产率提高和工资率提升在机器人应用与农民工劳动供给(劳动参与和劳动时间)之间的中介效应。

机器人应用不仅替代了人的体力劳动和脑力劳动,提高劳动生产率,而且人机协作促进了专业化分工,提高了整个行业乃至社会的劳动生产率^[25],有利于企业生产规模扩张,增加就业岗位,同时有效减少劳动者的工作量与工作强度^[26]。社会总需求不变的情况下,整个行业或社会的劳动生产率提升,使得生产产品和提供服务的总劳动时间缩短,于是劳动者劳动时间可能会逐渐缩短。此外,机器人应用也促使工作时间更加灵活,在家办公或根据服务需求者的时间调整工作成为可能。因此,机器人的应用通过提高劳动生产率提高了农民工就业概率,降低了劳动时间。

基于劳动供给理论,工资率是决定劳动者劳动供给的关键因素。机器人与劳动者的人机协作效应,实现生产成本的降低和劳动生产率的提升,使得机器人应用对收入的影响整体表现为明显的增长作用。Önder 和 Bart^[33]指出技术进步具有促进经济持续增长的潜力,当前机器人等人工智

能技术使得跨越技术门槛更加容易,经济的永久增长提高了劳动工资率。此外,当前劳动力市场对于劳动力的需求逐渐由数量转向质量,就业单位倾向于通过培训老员工或引进高技能员工来优化劳动力质量。在此情境下,员工的工资水平会因生产率提高、技能水平提升、人才竞争等因素作用而增加。因此,工资率提升产生收入效应,提升了劳动者就业的可能性、促进闲暇消费增加和工作时间的减少。

表7 机制分析

变量	(1) 产业结构	(2) 劳动参与	(3) 劳动时间	(4) 劳动生产率	(5) 劳动参与	(6) 劳动时间	(7) 工资率	(8) 劳动时间
机器人应用	0.038 *** (0.002)	0.021 *** (0.006)	-0.013 ** (0.005)	0.069 *** (0.010)	0.018 *** (0.004)	-0.001 *** (0.000)	0.658 *** (0.247)	-0.004 *** (0.001)
产业结构		0.001 *** (0.000)	-0.058 *** (0.005)					
劳动生产率					0.010 *** (0.000)	-0.078 *** (0.013)		
工资率								-0.020 *** (0.001)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是	是	是
观测值	602486	602486	415427	403002	403002	403002	410150	410150
R-squared	0.981	0.094	0.104	0.916	0.785	0.237	0.325	0.390

注:在实证检验机器人应用通过影响劳动工资率进而作用于农民工劳动供给行为的机制分析时,由于劳动工资率只针对参加工作的农民工群体样本,所以相关回归未作展示。

五、异质性分析

上述关于机器人应用对农民工劳动供给的影响是基于平均效应的分析。然而,由于宏观地域政策、经济发展水平以及农民工个体特征等差异,研究结果可能存在差异。为此,本文将进一步探讨机器人应用对农民工劳动供给的异质性。

1. 地区异质性

中国幅员广阔,地区经济发展不平衡、不充分的差异性特征显著,作为技术进步的机器人在不同地区的发展和应用也存在显著差异。基于此,考察机器人应用对于农民工劳动供给的地区异质性。由表8可知,在东部地区,机器人应用显著提高了农民工劳动力的就业概率,降低了劳动时间,然而对于经济发展水平较为落后的中西部地区的影响并不显著。这可能是因为相较于西部地区,东部地区经济发展水平较高,机器人应用水平相对较高,企业规模相对较大、产业链相对完整且服务业就业机会更多,尤其是劳动保护制度较为完善,消费性服务业准入门槛低且替代性较弱,为转移劳动力就业提供了更多可能。因此劳动供给效应更为显著。

表8 地区异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	东部地区		中西部地区	
	劳动参与	劳动时间	劳动参与	劳动时间
机器人应用	0.038 ** (0.008)	-0.062 *** (0.010)	0.009 (0.008)	-0.010 (0.010)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
观测值	299914	212876	309668	208864
R-squared	0.070	0.116	0.107	0.098

2. 代际异质性

按照出生年份,新生代农民工是指1980年及以后出生的农民工,老生代农民工是指1980年之前出生的农民工。新生代农民工占总样本的58%,已成为农民工群体的核心组成部分。由表9可知,机器人的应用只是促进了老生代农民工的劳动参与,对新生代农民工的劳动参与影响并不显著;机器人应用显著降低了新生代农民工的劳动时间,对于老生代农民工的劳动时间影响并不显著。其原因可能是,相比于老生代农民工,新生代农民工物质生活水平较好,受教育水平较高,对工作有着较高的期待,就业稳定性较差,面临失业的可能性较低。加之新生代追求更为自由和合理的劳动时间,维权意识较强,且正规部门就业的概率更大,因此劳动时间显著降低。而老生代农民工往往面临更大的经济压力,迫使他们即使因“机器换人”失业,也会选择在较短时间内转移至其他岗位实现再就业。且多从事非正规部门就业、维权意识薄弱,因此劳动时间的影响并不显著。

表9 代际异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	新生代		老生代	
	劳动参与	劳动时间	劳动参与	劳动时间
机器人应用	0.013(0.009)	-0.041*** (0.009)	0.035*** (0.009)	-0.007(0.012)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
观测值	345763	242357	256723	177080
R-squared	0.113	0.120	0.074	0.081

3. 性别异质性

表10结果显示,机器人应用显著提升了女性就业的可能性,减少了女性的劳动时间,而对男性的影响并不明显,甚至降低了男性的就业可能性,表明机器人影响效应存在性别差异,有利于缓解男女不平等问题。原因可能是,男性和女性由于生理特征和认知能力等的差异,劳动供给行为具有差异性。机器人应用对主要从事体力密集型的常规性和非认知性工作任务的男性农民工带来巨大冲击,这意味着,与男性相比,机器人与具备认知技能优势的女性劳动者更具互补性,而男性劳动者则可能面临更高的失业风险^[5],机器人应用对男性劳动供给时间的影响也较弱。

表10 性别异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	男性		女性	
	劳动参与	劳动时间	劳动参与	劳动时间
机器人应用	-0.011* (0.006)	-0.014(0.010)	0.051*** (0.011)	-0.042*** (0.012)
控制变量	是	是	是	是
城市固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
观测值	336156	266330	266330	178843
R-squared	0.055	0.111	0.111	0.120

4. 流动时间异质性

流动时间的长短不仅反映了个体对于当地生活和学习环境的认同感,而且有利于工作经验、人力资本和社会资本的积累,因此,更容易实现就业。根据问卷中对于“流入本地时间”问题的回答,将流动时间大于五年的样本界定为长时间,将流动时间在五年内的样本界定为短时间^[36]。表11结果显示,机器人应用显著提升了长时间流动人口的劳动参与,对短时间流动者的影响并不显

著。与此同时,机器人应用显著降低了短时间流动人口的劳动时间。

表 11 流动时间异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	短时间		长时间	
	劳动参与	劳动时间	劳动参与	劳动时间
机器人应用	0.005(0.008)	-0.055*** (0.014)	0.056*** (0.010)	0.002(0.009)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
观测值	396705	150475	205781	264952
R-squared	0.100	0.098	0.099	0.111

5. 技能水平异质性

采用劳动力受教育水平来刻画技能水平,将未上过学与小学学历归为低技能劳动力,初中学历和高中学历归为中技能劳动力,大专及以上学历则属于高技能劳动力。表 12 结果表明,机器人应用显著促进了中、低技能劳动力的劳动参与,对高技能劳动力劳动参与的影响并不显著;而且只是显著降低了中等技能农民工群体的劳动时间。可能原因是一方面,拥有较高受教育水平的个体更倾向于从事创造性工作,因此他们被替代的风险相对较低;另一方面,由于被机器替代而失业的农民工群体,由于社会资本较低、技能不匹配等缘故,很难实现再就业。低技能劳动者和高技能劳动力所从事行业具有差异性,高技能劳动力法律意识较强,且多从事正规部门就业,劳动时间有保障。

表 12 技能水平异质性分析

变量	(1)	(2)	(3)	(4)	(5)	(6)
	劳动参与			劳动时间		
	低技能	中技能	高技能	低技能	中技能	高技能
机器人应用	0.056*** (0.016)	0.022*** (0.007)	-0.035(0.022)	-0.013(0.020)	-0.030*** (0.008)	-0.026(0.028)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	85342	449652	67492	58353	310778	50759
R-squared	0.089	0.100	0.095	0.075	0.080	0.094

六、进一步研究

上文主要探讨了机器人应用对农民工就业的影响,考虑到机器人应用对不同就业身份、不同行业的劳动者就业形式的影响可能存在差异,因此,进一步考察机器人应用对不同就业状况下农民工劳动供给的差异化影响。

1. 就业身份

借鉴已有研究^[6],根据问卷中“您现在的就业身份属于哪一种”的回答,将“自营劳动者”定义为生存型创业,将“雇主”定义为机会型创业,而将选择“有固定雇主的雇员”和“无固定雇主的雇员(零工、散工等)”的样本统一归类为雇员。表 13 展示了机器人应用对不同就业身份的影响结果,并且考虑个体创业与劳动力的技能相关,因此,基于受教育水平进行进一步讨论。结果显示,从总体上看,机器人应用显著提高了农民工的创业可能性,且主要作用于低受教育水平个体,但是机器人应用对于参与创业的农民工劳动时间的影响并不显著,细分样本的结果也不显著。

具体来看,对于低受教育水平个体来说,机器人应用显著提升了其进行机会型和生存性创业

的概率,对创业劳动时间的影响并不显著;对于高受教育水平个体来说,机器人应用对生存型创业没有显著影响,但是显著降低了其进行机会型创业的概率,而且降低了机会型创业者的劳动时间。其中,有关机器人应用对创业参与影响的实证结果与既有研究保持一致^[6]。可能的原因是,机器人应用对就业的影响具有破坏性和变革性特征,会替代从事重复性、常规性岗位的劳动力,由此失业的低技能个体会选择创业^[37]。而且创业个体的时间相对灵活自由,创业者可以结合实际自主规划时间,受机器人应用的冲击相对较小。

表 13 机器人应用对不同就业身份的影响

Panel A 全样本						
变量	(1)	(2)		(4)	(5)	
	创业	生存型创业	机会型创业	创业	生存型创业	机会型创业
机器人应用	0.027*** (0.009)	0.017** (0.009)	0.010** (0.005)	-0.010(0.012)	-0.006(0.014)	0.000(0.029)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	602486	602486	602486	165522	135040	30480
R-squared	0.179	0.134	0.057	0.083	0.084	0.120
Panel B 未上过大学						
变量	(1)	(2)		(4)	(5)	
	创业	生存型创业	机会型创业	创业	生存型创业	机会型创业
机器人应用	0.041*** (0.009)	0.025** (0.009)	0.016*** (0.005)	-0.003(0.012)	-0.000(0.137)	0.016(0.030)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	534994	534994	602486	155877	128601	27274
R-squared	0.176	0.126	0.059	0.080	0.084	0.105
Panel C 上过大学						
变量	(1)	(2)		(4)	(5)	
	创业	生存型创业	机会型创业	创业	生存型创业	机会型创业
机器人应用	-0.024(0.028)	0.020(0.026)	-0.044** (0.017)	-0.110(0.076)	-0.079(0.097)	-0.322** (0.131)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是	是	是
观测值	67492	67492	67492	9633	6421	3165
R-squared	0.133	0.091	0.063	0.121	0.116	0.180

2. 职业特征

机器人等人工智能技术变革具有明显的任务偏向性特征^[10],主要体现在机器人对可编码、重复性的常规任务具有替代性,对思维复杂性、沟通协作的非常规任务存在互补性,可替代风险较低。因此,依据 CMDS 问卷中关于“您现在的主要职业是什么?”问题的回答,将“国家机关、党群组织、企事业单位负责人,专业技术人员,公务员、办事人员和有关人员”,归类为非常规性职业,其他回答归类为常规性职业^[36]。表 14 结果显示,机器人应用显著促进了常规性劳动力的就业,对非常规性就业的正向影响并不显著。与此同时,机器人的应用显著降低了非常规性工作就业的劳动时间,对常规性就业劳动时间的影响并不显著。由此可知,机器人应用对不同职业类型的影响存在

差异。通常来讲,非常规性任务多存在于公有制部门、正规性部门,劳动合同相对稳定,工作时间和劳动者权益保护方面工作做得更好,人们会面临较低的失业风险^[28],而且当机器人应用带来全社会生产率的提升,非常规性任务部门的劳动时间显著降低。此外,从事常规性任务的农民工替代性较强,迫于经济压力,他们通常会选择在较短时间内转移到其他行业就业,如消费性服务业。

表 14 机器人应用对不同就业身份的影响

变量	(1)	(2)	(3)	(4)
	非常规性		常规性	
	是否工作	工作时间	是否工作	工作时间
机器人应用	0.001(0.005)	-0.074** (0.029)	0.020*** (0.007)	-0.009(0.008)
控制变量	已控制	已控制	已控制	已控制
城市固定效应	是	是	是	是
时间固定效应	是	是	是	是
观测值	602486	35584	602486	379842
R-squared	0.097	0.156	0.086	0.088

七、结论与政策启示

新一代人工智能技术的迅猛发展深刻变革着人们的生产和生活方式,也对劳动力市场产生了广泛而深远的影响。尤其是机器人可能带来的“机器换人”问题引发了人们的广泛担忧和讨论。农民工群体作为我国劳动力市场的重要组成部分,是就业工作的重中之重。然而,现有研究并未充分考虑城市机器人应用对微观农民工个体劳动参与和劳动时间的影响。为此,本文从劳动供给视角出发,结合国际机器人联盟(IFR)提供的城市机器人数据和中国流动人口动态监测调查(CMDS)提供的微观个体数据,探讨了机器人应用对农民工劳动参与和劳动时间的影响。研究发现:第一,城市层面的机器人应用显著提高了农民工的劳动参与,同时显著降低了农民工劳动时间。在充分考虑潜在的内生性问题后,通过调整估计模型、考虑样本选择偏差、替换解释变量、变换研究样本和增设控制变量等多重稳健性检验,研究结论依然成立。这一结果有力地证明了工业机器人的应用并没有严重挤占农民工劳动市场。第二,产业结构、劳动生产率和工资率是机器人应用影响农民工劳动供给的重要机制,即人工智能技术主要通过促进第三产业发展、提高劳动生产率和提升工资率进而促进农民工就业参与和劳动时间的减少。第三,机器人应用对农民工劳动供给的影响具有非对称性。机器人应用显著提升了东部地区、新生代、女性、长时间流动和中低技能农民工劳动者的劳动参与,显著降低了东部地区、新生代、女性、短时间流动和中等技能农民工劳动者的劳动时间。第四,机器人应用对不同就业状况下农民工劳动供给的影响存在差异性。机器人应用显著提升了农民工个体的创业概率,且主要作用于低受教育水平个体,对于参与创业的农民工劳动时间的影响并不显著。此外,机器人应用对常规性劳动就业具有显著的积极影响,对非常规性就业的劳动时间影响更为显著。

根据实证结果,本文政策启示如下:第一,各地政府应抓牢机器人应用与发展的契机,推动经济高质量发展与“稳就业”政策目标的实现。工业机器人旨在提高生产效率和产品质量,加速产业转型升级。因此要加大对机器人技术的研发创新投入与支持力度,产学研相结合推进科技成果高效转化,促进机器人在生产和生活中的创新应用,全面释放技术发展的巨大潜力。同时研究完善工业机器人行业规范化监督管理,有针对性地制定工业机器人相关的产业政策,就业、医疗、社会保障等政策体系。第二,正确认识机器人应用对就业的影响,精准把握机器人应用与劳动力就业之间的平衡,充分发挥机器人应用对就业的带动作用。机器人应用替代劳动就业的同时,也大幅提升了生产效率,带来就业溢出效应,促使劳动力转移实现就业。为避免工业机器人带来“就业破坏”,应加强对现有机器人广泛应用地区和行业的关注,及时掌握劳动力就业状况和流动方向,以

实现生产和就业的高效调节,满足劳动力的就业需求。第三,明确人工智能时代的劳动力技能和素质需求,强化劳动供给能力,实现劳动者与工业机器人优势互补和就业结构调整优化。鼓励并支持高等院校、职业学校和科研机构加大教育投入规模,优化人才层次结构、提高教育质量;政府应在充分把握劳动力群体差异化的基础上,提供有效而持续的免费就业培训、优化职业技能培训、加强再就业培训与指导,尤其是针对中低技能、农民工等弱势群体,以提高劳动者在劳动力市场中的就业竞争力;企业单位及社会组织应积极开展岗前和转岗技能培训,提升就业人员技能素养,从企业内部缓解潜在的“技术性失业”问题。

参考文献:

- [1]王军,常红. 人工智能对劳动力市场影响研究进展[J]. 经济学动态,2021(8):146-160.
- [2]王永钦,董雯. 机器人的兴起如何影响中国劳动力市场?——来自制造业上市公司的证据[J]. 经济研究,2020(10):159-175.
- [3]王君,张于喆,张义博,等. 人工智能等新技术进步影响就业的机理与对策[J]. 宏观经济研究,2017(10):169-181.
- [4]XIE M, DING L, XIA Y, et al. Does artificial intelligence affect the pattern of skill demand? Evidence from Chinese manufacturing firms[J]. *Economic Modelling*,2021,96:295-309.
- [5]魏下海,张沛康,杜宇洪. 机器人如何重塑城市劳动力市场:移民工作任务的视角[J]. 经济学动态,2020(10):92-109.
- [6]陈佳莹,赵佩玉,赵勇. 机器人与非正规就业[J]. 经济学动态,2022(12):67-83.
- [7]GIUNTELLA O, LU Y, WANG T. How do workers and households adjust to robots? Evidence from China[J]. NBER Working Paper,2022, No. 30707.
- [8]周广肃,李力行,孟岭生. 智能化对中国劳动力市场的影响——基于就业广度和强度的分析[J]. 金融研究,2021(6):39-58.
- [9]赵春明,李震,李宏兵,等. 机器换人——工业机器人使用与区域劳动力市场调整[J]. 北京师范大学学报(社会科学版),2020(6):113-127.
- [10]王林辉,钱圆圆,董直庆. 人工智能应用对劳动工资的影响及偏向性研究[J]. 中国人口科学,2022(4):17-29+126.
- [11]GRAETZ G, MICHAELS G. Robots at work[J]. *Review of Economics and Statistics*,2018(5):753-768.
- [12]康茜,林光华. 机器人与农民工就业:替代抑或促进[J]. 山西财经大学学报,2021(2):43-56.
- [13]孔高文,刘莎莎,孔东民. 机器人与就业——基于行业与地区异质性的探索性分析[J]. 中国工业经济,2020(8):80-98.
- [14]宋旭光,左马华青. 工业机器人投入、劳动力供给与劳动生产率[J]. 改革,2019(9):45-54.
- [15]邓睿. 健康权益可及性与农民工城市劳动供给——来自流动人口动态监测的证据[J]. 中国农村经济,2019(4):92-110.
- [16]喻开志,王裕韬,邹红. 迁而不工:子女随迁与女性农民工劳动供给[J]. 统计研究,2022(2):64-79.
- [17]ACEMOGLU D, RESTREPO P. Artificial intelligence, automation and work[J]. NBER Working Paper,2018, No. 24196.
- [18]王晓娟,朱喜安,王颖. 工业机器人应用对制造业就业的影响效应研究[J]. 数量经济技术经济研究,2022(4):88-106.
- [19]ACEMOGLU D, LELARGE C, RESTREPO P. Competing with robots: Firm-level evidence from France[J]. NBER Working Paper,2020, No. 26738.
- [20]董雪兵,潘登,池若楠. 工业机器人如何重塑中国就业结构[J]. 经济学动态,2022(12):51-66.
- [21]綦建红,付晶晶. “机器换人”时代低技能劳动力何去何从?——基于中国劳动力动态调查数据的检验[J]. 人口研究,2022(4):114-128.
- [22]HECKMAN J. What has been learned about labor supply in the past twenty years? [J]. *The American Economic Review*,1993(2):116-121.
- [23]郭凯明,王钰冰. 人工智能技术方向、时间配置结构转型与人类劳动变革远景[J]. 中国工业经济,2022(12):

33-51.

- [24]张傲. 信息时代人工智能对人类劳动的影响[J]. 现代商贸工业, 2021(19):156-157.
- [25]谢璐, 韩文龙, 陈翥. 人工智能对就业的多重效应及影响[J]. 当代经济研究, 2019(9):33-41.
- [26]肖蓉, 钟云华, 王骄华. 人工智能对就业影响的三维差异与教育应对分析——基于文献综述的视角[J]. 当代教育论坛, 2021(6):77-84.
- [27]ACEMOGLU D, RESTREPO P. Robots and jobs: Evidence from US labor markets[J]. Journal of Political Economy, 2020, 128(6):2188-2244.
- [28]鄢伟波, 安磊. 中国女性劳动供给为何降低:来自流动人口的证据[J]. 世界经济, 2021(12):104-130.
- [29]郭凤鸣. 工资率提升对农民工超时劳动的影响[J]. 人口学刊, 2022(4):57-69.
- [30]DJANKOV S, QIAN Y, ROLAND G, et al. Who are China's entrepreneurs? [J]. The American Economic Review, 2006, 96(2):348-352.
- [31]赵涛, 张智, 梁上坤. 数字经济、创业活跃度与高质量发展——来自中国城市的经验证据[J]. 管理世界, 2020(10):65-76.
- [32]ROY V V, VERTESY D, DAMIOLI G. AI and robotics innovation: a sectoral and geographical mapping using patent data[J]. GLO Discussion Paper, No. 433.
- [33]郭凯明. 人工智能发展、产业结构转型升级与劳动收入份额变动[J]. 管理世界, 2019(7):60-77+202-203.
- [34]ÖNDER N, BART V. Perpetual growth, the labor share, and robots[J]. Economics of Innovation and New Technology, 2020(5):540-558.
- [35]BARON R M, KENNY D A. The moderator-mediator variable distinction in social psychological research: conceptual, strategic, and statistical considerations. [J]. Journal of Personality and Social Psychology, 1986(6):1173-1182.
- [36]曹章露, 王林辉, 赵贺. 人工智能技术与劳动力迁出决策——来自全国流动人口动态监测调查的经验证据[J]. 北京工商大学学报(社会科学版), 2023(2):1-14+27.
- [37]FOSSEN M F, SORGNER A. Digitalization of work and entry into entrepreneurship[J]. Journal of Business Research, 2021(3):548-563.

Robot Applications and Migrant Workers' Labor Supply

XIE E, GAO Meng-tao

(School of Economics, Shandong University, Jinan 250100, China)

Abstract: From the perspective of labor supply, based on the data of the International Federation of Robotics (IFR) and the data of the China Migrants Dynamic Survey (CMDS), we empirically examine the impact of robot applications on labor participation and labor time of rural migrant workers and the mechanism of its effect. The study finds that the application of industrial robots has not seriously crowded out the labor market of migrant workers and squeezed out the migrant workers' labor group. The elevated level of robot application significantly increases the labor participation while significantly reducing the labor supply time of migrant workers. After mitigating the potential endogeneity problem by utilizing the instrumental variables approach and after robustness testing, the study's conclusions still hold. Mechanism analysis shows that robot application mainly affects the labor supply of migrant workers by promoting the optimization and upgrading of industrial structure, increasing labor productivity, and raising wage rates. Heterogeneity analysis shows that there are regional, generational, genders, mobility time and skill level differences in the impact of robot application on the labor supply. Meanwhile, structural differences in the labor supply of migrant workers are further examined based on differences in employment status and occupation type.

Key Words: robot; migrant workers; labor supply; labor participation; labor time